

8.3 Сукупність методів підвищення оперативності прийняття рішень в системах підтримки прийняття рішень

Оптимізація є складним процесом визначення множини рішень для різноманітних функції. Багато управлінських рішень сьогодення належать саме від успішного вирішення оптимізаційних завдань [209-243]. При вирішенні завдань оптимізації змінні рішення визначаються таким чином, щоб складні динамічні об'єкти працювали в своїй найкращій по визначеному критерію оптимізації точці (режимі).

По своїй суті проблеми оптимізації складних динамічних об'єктів є розривними, недиференційованими, а також мультимодальними. Таким чином класичні градієнтні детерміновані алгоритми [243-274] для вирішення завдань оптимізації складних динамічних об'єктів використовувати недоцільно.

Щоб подолати недоліки класичних алгоритмів оптимізації для вирішення проблем оптимізації складних динамічних об'єктів, була створена значна кількість алгоритмів стохастичної оптимізації, відомих як популяційні алгоритми [275-294].

8.3.1. Розробка методу управління потоками інформації в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень з використанням популяційного алгоритму

Метод управління потоками інформації в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень (ІСППР) з використанням популяційного алгоритму складається з наступної послідовності дій:

Дія 1. Введення вихідних даних. На даному етапі вводяться вихідні дані, що наявні про джерела інформації ІСППР, наявні канали передачі інформаційних потоків та ін.

Дія 2. Ініціалізація та формування групи АБВ. На даному етапі генеруються

початкові випадкові набори рішень, що представляють групи АБВ, з позначеними запахами лап окремих індивідів АБВ, які розглядаються як змінні рішення з сукупності наборів рішень. Математичне представлення випадково вибраної групи АБВ у межах їх певної території представлено наступним рівнянням:

$$P_{i,j} = P_{i,j}^{\min} + \left(\lambda (P_{i,j}^{\max} - P_{i,j}^{\min}) \right) \gamma, \quad (1)$$

де λ – випадкове число в діапазоні від 0 до 1, $P_{i,j}$ – i -те позначення лапи j -ї групи АБВ. Здійснюється розміщення сукупності АБВ у порядку зростання значень $f(P_i)$, обрання найкращого (P_i^{best}) та найгіршого рішення (P_i^{worst}), γ – ступінь невизначеності даних про інформаційні потоки в ІСППР. Також на даному етапі визначається цільова функція $f(P)$, розмір популяції (m) зграї АБВ, встановлюється кількість змінних (n), обмеження на значення змінних (LB, UB) і критерій завершення роботи алгоритму ($FE_{\max}$). Група бурих ведмедів вважається частиною популяції АБВ ($i = 1, 2, \dots, m$), а рівні АБВ у групі розглядаються як змінні рішення ($j = 1, 2, \dots, n$).

Дія 3. Нумерація АБВ в популяції, $i, i \in [0, S]$. На даному етапі кожному АБВ популяції присвоюється порядковий номер.

Дія 4. Визначення початкової швидкості АБВ популяції.

Початкова швидкість v_0 кожного АБВ популяції визначається наступним виразом:

$$v_i = (v_1, v_2 \dots v_s), \quad v_i = v_0. \quad (2)$$

У плануванні запропонованого підходу позиція АБВ популяції в просторі вирішення проблем оновлюється на основі моделювання стратегій розвідки та експлуатації.

Дія 5. Попереднє оцінювання ділянки пошуку АБВ. В даній процедурі ділянка пошуку на природній мові визначається саме ореолом існування АБВ. Враховуючи, що джерела їжі АБВ різноманітні, проведемо сортування якості їжі.

Дія 6. Класифікація джерел їжі для АБВ.

Місцезнаходження найкращого джерела їжі (тобто мінімальна придатність) вважається (FS_{ht}) рослина їжа: ягоди, жолуді, горіхи, корені, клубні трав, яка знаходиться поряд та вимагає найменшої витрати енергії для її пошуку та здобування. Делікатесну їжу – мед позначимо як FS_{at} .

Інші не пріоритетні джерела харчування (їжа, яка необхідна для виживання особин) позначимо як FS_{nt} :

$$FS_{ht}=FS(\text{sorte_index}(1)), \quad (3)$$

$$FS_{at}(1:4)=FS(\text{sorte_index}(1:4)), \quad (4)$$

$$FS_{nt}(1:NP-4)=FS(\text{sorte_index}(4: NP)). \quad (5)$$

Дія 7. Вибір техніки ходи АБВ.

Дія 7.1 Повертання ніг при ходьбі АБВ.

В зазначеній дії передбачається особлива манера ходьби, коли АБВ повертають ноги, щоб уникнути попередніх западин на землі, і обережно крокують до необхідного місця. Ця спеціальна поведінка при ходьбі АБВ найчастіше спостерігається у самців АБВ. Математично цю поведінку можна змодельовати, як:

$$P_{i,j,k}^{new} = P_{i,j,k}^{old} - (\theta_k \alpha_{i,j,k} P_{i,j,k}^{old}), \quad (6)$$

де $P_{i,j,k}^{new}$ – оновлена мітка запаху лапи на k -й ітерації i -ї групи, створеної j -ою міткою лапи, θ_k – коефіцієнт повторюваності, що приймає значення від 0 до 1; $\alpha_{i,j,k}$ – випадкове число в діапазоні від 0 до 1.

Дія 7.2 Обережний крок АБВ.

Характеристика обережного кроку АБВ передбачає повторення відбитків лап шляхом перевірки попередньо позначених лап. Така поведінка допомагає ефективно попередити інших членів групи. Рівняння (7) представляє математичне формулювання техніки обережного кроку АБВ, яка спостерігається у АБВ:

$$P_{i,j,k}^{new} = P_{i,j,k}^{old} + F_k (P_{j,k}^{best} - L_k P_{j,k}^{worst}), \quad (7)$$

де F_k – коефіцієнт кроку; $P_{j,k}^{best}$, $P_{j,k}^{worst}$ – j -та найкраща і найгірша оцінка лапи АБВ на k -ій ітерації; L_k – довжина кроку АБВ на певній ітерації.

Дія 7.3 Скручування лап АБВ.

Третя унікальна поведінка при ходьбі, яка спостерігається у бурих ведмедів – це скручування лап. Самці бурого ведмеда зазвичай скручують ноги у попередньо сформовані сліди від лап, роблячи їх глибшими та виразнішими для легшої ідентифікації. Вибір типу сліду лапи базується на найгірших і найкращих слідів запаху лап АБВ, визначені в попередній ітерації. Математичне представлення поведінки скручених ніг описано рівнянням (8).

$$P_{i,j,k}^{new} = P_{i,j,k}^{old} + \omega_{i,k} (P_{j,k}^{best} - P_{i,j,k}^{old}) - \omega_{i,k} (P_{j,k}^{worst} - P_{i,j,k}^{old}), \quad (8)$$

де $\omega_{i,k}$ – кутова швидкість ніг на i -й мітці лапи та k -й ітерації.

Дія 8. Розміщення сукупності АБВ. На даному етапі здійснюється розміщення АБВ у порядку зростання значень цільової функції $f(P_i)$ і обирається найкраще (P_i^{best}) і найгірше рішення (P_i^{worst}).

Дія 9. Створення нової популяції АБВ:

$$P_{i,k}^{new} = P_{i,k}^{old} - (\theta_k \alpha_{i,k} P_{i,k}^{old}) \quad (9)$$

де $F_k = \beta_{1,k} \cdot \theta_k$, $L_k = 1 + \beta_{2,k}$ та $\beta_{1,k} \in \beta_{2,k}$ – випадкове число в діапазоні [208, с.1].

Дія 10. Розміщення сукупності АБВ. На даному етапі здійснюється розміщення АБВ у порядку зростання значень цільової функції $f(P_i)$ і обирається найкраще (P_i^{best}) і найгірше рішення (P_i^{worst}).

Дія 11 Обнюхування АБВ. Суть поведінки АБВ полягає в тому, що АБВ нюхають один одного, щоб слідувати по слідам запаху членів своєї групи в правильному напрямку. Крім того, АБВ використовують обнюхування, щоб встановити власну територію та уникнути введення в оману слідами запаху лап інших АБВ. Математична модель поведінки обнюхування задана формулою (10):

$$P_{m,j,k}^{new} = \begin{cases} P_{m,j,k}^{old} + \lambda_{i,k} (P_{m,j,k}^{old} - P_{n,j,k}^{old}), & \text{if } f(P_{m,k}^{old}) < f(P_{n,k}^{old}), \\ P_{m,j,k}^{old} + \lambda_{i,k} (P_{n,j,k}^{old} - P_{m,j,k}^{old}), & \text{if } f(P_{n,k}^{old}) < f(P_{m,k}^{old}), \end{cases} \quad (10)$$

де $\lambda_{i,k}$ – рівномірно розподілене випадкове число, що знаходиться в діапазоні від 0 до 1; $P_{m,j,k}^{new}$ – оновлене розташування запаху на лапі з $m \neq n$;

$P_{m,k}^{old}$ та $P_{n,k}^{old}$ – значення функції придатності на k -й ітерації m і n груп відповідно. Процес оновлення для всіх описаних етапів застосовується до кожної групи АБВ, поки не буде виконано необхідний критерій.

Дія 12. Перевірка критерію зупинки. Алгоритм завершується, якщо виконано максимальну кількість ітерацій. В іншому випадку поведінка генерації нових місць і перевірки умов повторюється.

Дія 13. Навчання баз знань АБВ.

В зазначеному дослідженні для навчання баз знань кожного АБВ використовується розроблений у дослідженні [210] метод навчання на основі штучних нейронних мереж, що еволюціонують. Метод використовується для зміни характеру пересування кожного АБВ, для більш точних результатів аналізу в подальшому.

Дія 14. Визначення кількості необхідних обчислювальних ресурсів, інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень.

З метою недопущення зациклювання обчислювань на діях 1–10 даного методу, та підвищення оперативності обчислювань додатково визначається завантаженість системи. При перевищенні визначеного порогу обчислювальної складності визначається кількість програмно-апаратних ресурсів які необхідно додатково залучити, за допомогою методу, запропонованого в роботі [239].

Кінець алгоритму.

Запропонований метод управління потоками інформації в ІСППР з використанням популяційного алгоритму. Для визначення ефективності запропонованого методу, проведено моделювання його роботи для вирішення завдання потоками інформації в ІСППР.

Ефективність методу управління потоками інформації в ІСППР з використанням популяційного алгоритму порівнюється за допомогою функцій – вигляд яких наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Оцінка ефективності запропонованого методу управління за критерієм оперативності обробки інформації

Назва функції	Метрика	Алгоритм рою частинок	Алгоритм мурашиної колонії	Алгоритм чорної вдови	Алгоритм зграї сірих вовків	Канонічний алгоритм бурих ведмедів	Удосконалений алгоритм бурих ведмедів
U22-1	Середнє значення	300.000	300.000	300.000	300.000	300.000	300.000
	Стандартне значення	2.17547E-07	1.94448E-07	1.73866E-07	1.73121E-07	1.51021E-07	1.72168E-07
B22-2	Середнє значення	400	400.265772	400.7973158	400.265772	400.3986579	400.5315439
	Стандартне значення	4.9898E-08	1.011427534	1.621892282	1.011427535	1.216419212	1.378343398
B22-3	Середнє значення	600.0071815	600.0644622	600.0240021	600.012832	600.031303	600.0449987
	Стандартне значення	0.021632777	0.184980091	0.115606243	0.053463097	0.147011513	0.101164243
B22-4	Середнє значення	826.5653461	827.3281442	823.8789639	826.3000191	826.2668486	825.7693662
	Стандартне значення	9.13817552	8.364210734	11.308069638	8.186625055	9.136107323	10.05991317
B22-5	Середнє значення	900.743876	900.9504411	900.9726169	900.8007883	900.5452042	901.2016312
	Стандартне значення	0.781626306	1.424558753	1.275779755	0.903385622	0.635781924	1.598982565
B22-6	Середнє значення	1888.524629	1874.869967	1876.294359	1847.184924	1888.926953	1842.878175
	Стандартне значення	127.2561383	91.22185049	69.00003268	32.76980351	140.693674	31.32108747
H22-7	Середнє значення	2027.479588	2030.758499	2029.556604	2032.238674	2028.177978	2029.128603
	Стандартне значення	6.106897592	8.027195324	5.81348717	7.446489204	8.003968446	8.197733191
H22-8	Середнє значення	2223.108804	2223.537417	2222.070633	2223.140251	2220.888475	2220.690533
	Стандартне значення	4.749655105	2.963408213	4.895282849	3.995669404	5.451654006	6.337353983

Продовження таблиці 1

H22-9	Середнє значення	2510.930321	2510.930321	2536.358938	2498.216012	2523.644629	2498.216012
	Стандартне значення	65.93880108	65.93880108	85.778947	48.38585173	77.58997694	48.38585173
C22-10	Середнє значення	2594.615905	2596.833927	2585.256107	2591.210109	2605.304194	2619.308989
	Стандартне значення	48.2013289	49.71807546	57.1034079	56.36586785	42.57395199	34.10382553
C22-11	Середнє значення	2695.981932	2685.587394	2733.855734	2710.621315	2700.168413	2715.332781
	Стандартне значення	116.3652035	110.1475838	146.333679	118.5098748	113.7913849	109.3008673
C22-12	Середнє значення	2857.067086	2858.742176	2854.959949	2861.414681	2859.407788	2860.718769
	Стандартне значення	9.364347909	14.88960231	5.539104327	17.96133754	15.00545163	16.34731781

В таблиці 2 наведено результати оцінки достовірності прийнятих рішень для кожного з методів оптимізації рішень для управління інформаційними потоками ІСППР.

Таблиця 2

Оцінка ефективності запропонованого методу управління за критерієм достовірності обробки інформації

Назва функції	Метрика	Алгоритм рою частинок	Алгоритм мурашиної колонії	Алгоритм чорної вдови	Алгоритм зграї сірих вовків	Канонічний алгоритм бурих ведмедів	Удосконалений алгоритм бурих ведмедів
U22-1	Середнє значення	0,66	0,73	0,67	0,68	0,8	0,9
	Стандартне значення	0,7	0,73	0,68	0,69	0,83	0,91
B22-2	Середнє значення	0,7	0,73	0,7	0,71	0,77	0,89
	Стандартне значення	0,71	0,73	0,72	0,72	0,76	0,9
B22-3	Середнє значення	0,68	0,73	0,7	0,71	0,76	0,92

Продовження таблиці 2

	Стандартне значення	0,69	0,73	0,69	0,73	0,77	0,91
B22-4	Середнє значення	0,67	0,74	0,7	0,72	0,78	0,93
	Стандартне значення	0,67	0,72	0,67	0,72	0,79	0,92
B22-5	Середнє значення	0,6	0,71	0,64	0,73	0,8	0,91
	Стандартне значення	0,61	0,72	0,64	0,74	0,88	0,92
B22-6	Середнє значення	0,64	0,73	0,66	0,77	0,85	0,93
	Стандартне значення	0,66	0,75	0,66	0,78	0,83	0,92
H22-7	Середнє значення	0,67	0,72	0,68	0,75	0,81	0,9
	Стандартне значення	0,68	0,71	0,69	0,74	0,83	0,9
H22-8	Середнє значення	0,68	0,74	0,69	0,75	0,84	0,93
	Стандартне значення	0,65	0,74	0,67	0,77	0,81	0,91
H22-9	Середнє значення	0,64	0,75	0,66	0,69	0,83	0,91
	Стандартне значення	0,7	0,72	0,71	0,71	0,84	0,93
C22-10	Середнє значення	0,69	0,71	0,7	0,72	0,8	0,94
	Стандартне значення	0,68	0,71	0,7	0,73	0,8	0,91
C22-11	Середнє значення	0,67	0,71	0,69	0,71	0,82	0,91
	Стандартне значення	0,67	0,72	0,68	0,74	0,91	0,91
C22-12	Середнє значення	0,63	0,73	0,65	0,75	0,82	0,91
	Стандартне значення	0,62	0,74	0,66	0,76	0,83	0,91

З аналізу табл. 1, 2 можна зробити висновки що запропонований метод забезпечую стабільну роботу алгоритму для основних тестових функцій унімодального та мультимодального виду.

Як видно з табл. 1–2 підвищення оперативності прийняття рішень досягається на рівня 15–18 % за рахунок використання додаткових процедур та забезпечення достовірності прийнятих рішень на рівні 0.9.

8.3.2. Метод оцінки оперативності обробки різнотипних даних в системах підтримки прийняття рішень

Найбільш перспективним варіантом підвищення наслідок ефективності функціонування ІСППР є підвищення ефективності обробки різнотипних даних в них за визначеними показниками (критеріями). Одним зі шляхів підвищення ефективності обробки різнотипних даних є використання підходів, заснованих на штучному інтелекті.

Враховуючи особливості функціонування ІСППР, що передбачає обробку структурованих та неструктурованих даних, зберігання як оброблених так і не оброблених масивів даних, то найбільш доцільним є використання біоінспірованих алгоритмів.

Практичне використання біоінспіровані алгоритми знайшли як для вирішення практичних завдань як у повсякденному житті (інженерні розрахунки, обробка великих масивів даних), так і суто спеціальних завдань, таких як оцінка оперативної обстановки.

Але більшість згаданих вище базових біоінспірованих алгоритмів не в змозі збалансувати дослідження та використання, що призводить до незадовільної продуктивності для реальних складних завдань оптимізації.

Цей спонукає до впровадження різноманітних стратегій для покращення швидкості збіжності та точності основних біоінспірованих алгоритмів. Один з варіантів підвищення оперативності прийняття рішень за допомогою

біоінспірованих алгоритмів їх комбінування, тобто додавання базових процедур одного алгоритму в інший.

Для досягнення поставленої мети дослідження необхідно вирішити наступні взаємопов'язані часткові завдання дослідження:

- розробити алгоритм реалізації методу;
- провести оцінку ефективності запропонованого методу.

Метою дослідження є розробка методу підвищення оперативності прийняття рішень в ІСППР.

У даному розділі дослідження запропонований підхід з оцінки ефективності обробки різнотипних даних в ІСППР, заснований на імітації снігової абляції. Зазначений підхід використаний з припущення про те, що коли відбувається перехід ІСППР з одного режиму функціонування на інший відбувається суттєве збільшення кількості інформації, що циркулює в системах підтримки прийняття рішень. Тому саме на даному етапі відбувається суттєве збільшення кількості інформації, яку потрібно обробити і відповідно оцінити якість її обробки за визначеним показником оцінки ефективності її оцінки.

Дія 1. Ініціалізації початкової популяції.

Процес функціонування алгоритму снігової абляції (АСА) починається з формування початкової популяції, який генерується випадковим чином. Відповідно до кількості джерел інформації, які додатково включаються в роботу (переходять на інший режим функціонування) відбувається визначення кількості пошукових агентів в популяції.

Вся популяція представляється в вигляді матриці зі стовпцями Dim і N рядками, де N – розмір рою, а Dim – кількість вимірів у просторі рішень для агентів популяції (11):

$$Z = L + (\theta \times (U - L))t = \begin{bmatrix} z_{1,1} & z_{1,2} & \cdots & z_{1,Dim-1} & z_{1,Dim} \\ z_{2,1} & z_{2,2} & \cdots & z_{2,Dim-1} & z_{2,Dim} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_{N-1,1} & z_{N-1,2} & \cdots & z_{N-1,Dim-1} & z_{N-1,Dim} \\ z_{N,1} & z_{N,2} & \cdots & z_{N,Dim-1} & z_{N,Dim} \end{bmatrix}_{N \times Dim}, \quad (11)$$

L та U – нижня та верхня межі простору рішення відповідно; θ – випадково згенероване число в діапазоні $[208, 209]$, ι – тип невизначеності даних, що циркулюють в системах підтримки прийняття рішень.

Дія 3. Нумерація агентів в популяції, $i, i \in [0, S]$. На даному етапі кожному агенту в популяції присвоюється порядковий номер.

Дія 4. Визначення початкової швидкості агентів в популяції.

Початкова швидкість v_0 кожного агента в популяції визначається наступним виразом:

$$v_i = (v_1, v_2 \dots v_S), v_i = v_0. \quad (12)$$

У плануванні запропонованого підходу позиція кожного агента популяції в просторі вирішення проблем оновлюється на основі моделювання стратегій розвідки та експлуатації.

Фаза розвідки.

Дія 5. Попереднє оцінювання площини пошуку агентами популяції. В даній процедурі ділянка пошуку на природній мові визначається саме площею танення снігу.

Дія 6. Визначення найбільш слабких місць снігового покриву.

Кількість слабких місць снігового покриву суттєво залежить від температурних показників (T) оточуючого середовища, і інтенсивності сонячного випромінювання і розраховуються відповідно до рівнянь (13), (14):

$$T = \exp\left(\frac{-t}{t_{\max}}\right), \quad (3)$$

$$FQ = c_1 \exp\left(\frac{t - t_{\max}}{t_{\max}}\right), \quad (14)$$

де t – номер поточної ітерації, а $t_{\max}$ – загальна кількість ітерацій, c_1 – коефіцієнт танення снігового покриву для кожного діапазону температур.

В даному алгоритмі агенти обирають найбільш слабкі місця снігового покриву відповідно до c_1 , потім агенти оновлюють позицію.

Для систем підтримки прийняття рішень дана процедура призначена для визначення найбільш завантажених інформаційних потоків ІСППР.

Дія 7. Рух агентів на площині пошуку.

Через непостійний рух пошукові агенти демонструють високу децентралізованість, коли сніг або рідка вода, яка колись була снігом, перетворюється на пару. Для опису даного процесу використовується броунівський рух. Для типового броунівського руху розмір кроку визначається функцією щільності ймовірності на основі нормального розподілу з нульовим середнім математичним очікуванням і дисперсією одиницею:

$$f_{BM}(x;0,1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right), \quad (15)$$

Нижче наведено формулу для визначення позицій пошукових агентів протягом усього процесу дослідження:

$$Z_i(t+1) = Elite(t) + BM_i(t) \otimes (\theta_1 \times (G(t) - Z_i(t)) + (1 - \theta_1) \times (\bar{Z}(t) - Z_i(t))), \quad (16)$$

де $\otimes$ – операція множення на основі входу; θ_1 – випадкове число з діапазону [208,209]; $Z_i(t)$ – i -та особа під час t -ї ітерації; $BM_i(t)$ – вектор, що включає випадкові значення на основі розподілу Гауса, що позначають броунівський рух; $\bar{Z}(t)$ – центроїд положення всієї популяції; $Elite(t)$ – випадково обраний член групи з множини елітних особин у популяції; $G(t)$ – поточне найкраще рішення. Нижче наведені відповідні математичні вирази, які описують змінні з виразу (16):

$$\bar{Z}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_i(t). \quad (17)$$

$$Elite(t) \in [G(t), Z_{second}(t), Z_{third}(t), Z_c(t)], \quad (18)$$

де $Z_{third}(t)$ і $Z_{second}(t)$ – третя та друга найкращі особини в поточній популяції.

Положення центроїда тих особин популяції, чий показники потрапили до верхніх 50%, позначається $Z_c(t)$.

$Z_c(t)$ розраховується за допомогою рівняння (19):

$$Z_c(t) = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} Z_i(t), \quad (19)$$

де $Z_i(t)$ – i -тий найкращий лідер, N_l – кількість лідерів у популяції. У результаті еліта обирається випадковим чином із набору, який включає розташування центроїда лідерів, поточне найкраще рішення, другу та третю найкращі особини під час кожної ітерації.

Фаза експлуатації.

Дія 8. Пошук рішень агентами популяції на площині пошуку.

Для опису процесу танення снігового покриву в даному дослідженні використовується метод градусних днів, який є однією з найбільш часто використовуваних моделей танення снігу і використовується для зображення процесу тнення:

$$M = DDF \times (T - T_1), \quad (20)$$

де M – швидкість танення снігу; T – середньодобова температура, $T_1 = 0$.

Відповідно до цього M розраховується за наступним математичним виразом:

$$M = DDF \times T, \quad (21)$$

де DDF – коефіцієнт, який змінюється в діапазоні від 0,35 до 0,6. Нижче наведено математичний вираз оновлення DDF на кожній ітерації:

$$DDF = 0.35 + 0.25 \times \frac{e^{\frac{t}{t_{\max}}} - 1}{e - 1} \quad (22)$$

де $t_{\max}$ – умова зупинки роботи алгоритму.

Швидкість танення снігового покриву розраховується за наступною формулою:

$$M = \left(0.35 + 0.25 \times \frac{e^{\frac{t}{t_{\max}}} - 1}{e - 1} \right) \times T(t), T(t) = e^{\frac{-t}{t_{\max}}} \quad (23)$$

Дія 9. Оновлення позицій агентів популяції на площині пошуку.

Рівняння оновлення позиції агентів на площині пошуку показано таким чином на етапі експлуатації ОСА:

$$Z_i(t+1) = M \times G(t) + BM_i(t) \otimes (\theta_2 \times (G(t) - Z_i(t)) + (1 - \theta_2) \times (\bar{Z}(t) - Z_i(t))), \quad (24)$$

де θ_2 – випадкове ціле число з діапазону $[-1,1]$, M – швидкість танення снігу.

Дія 10. Навчання баз знань.

В зазначеному дослідженні для навчання баз знань кожного агента популяції використовується розроблений у дослідженні [210] метод навчання на основі штучних нейронних мереж, що еволюціонують. Метод використовується для зміни характеру пересування кожного агента популяції, для більш точних результатів аналізу в подальшому.

Дія 11. Визначення кількості необхідних обчислювальних ресурсів, інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень.

З метою недопущення зациклювання обчислювань на діях 1–10 даного методу, та підвищення оперативності обчислювань додатково визначається завантаженість систем підтримки прийняття рішень. При перевищенні визначеного порогу обчислювальної складності визначається кількість програмно-апаратних ресурсів які необхідно додатково залучити, за допомогою методу, запропонованого в роботі [239].

Кінець алгоритму.

Проведемо аналіз ефективності запропонованого алгоритму по критерію оперативності прийняття рішень, наведеного в таблиці 3.

Таблиця 3

Порівняльний аналіз алгоритмів з відомими по критерію оперативності прийняття рішень

Назва алгоритму	Краще рішення	Середнє значення	Гірше рішення	Середньоквадратичне відхилення	Медіанне значення
Удосконалений алгоритм снігової абляції	0.012672	0.012701	0.012706	0.001106	0.012700
Алгоритм білих акул	0.012722	0.012754	0.012766	0.007391	0.012744
Алгоритм насіння дерева	0.012782	0.012799	0.01283	0.00567	0.012802
Алгоритм бджолоїної колонії	0.012786	0.012812	0.012836	0.004191	0.012815
Алгоритм зграї пінгвінів	0.013305	0.014951	0.018023	0.002293	0.013312

Продовження таблиці 3

Метод зграї сірих вовків	0.012926	0.014594	0.018	0.001636	0.014147
Канонічний алгоритм снігової абляції	0.012983	0.01356	0.01434	0.000289	0.013488
Метод рою частинок	0.013147	0.014162	0.016398	0.002092	0.013119
Генетичний алгоритм	0.012885	0.013188	0.015352	0.000378	0.013069

Наведені в таблиці 3 результати моделювання свідчать про підвищення оперативності обробки різнотипних даних на рівні 13–17 % за рахунок використання додаткових удосконалених процедур.

8.3.3. Метод оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень

Для забезпечення можливості здійснення аналізу стану об'єкту моніторингу та забезпечення прогнозування його стану пропонується застосувати системний підхід для аналізу та прогнозування його стану.

На рис. 1 представлена структурна схема системи управління процесом аналізу та прогнозування стану об'єкту яка поділяється на [219, 238]:

- 1) управляючу підсистему (суб'єкт управління, S);
- 2) управляєму підсистему (об'єкт управління, O);

3) модель об'єкта (в даному випадку нечітка когнітивна модель Y). Нечітка когнітивна модель використовується у зв'язку з тим, що стан об'єкту аналізу як правило характеризують як числові та і якісні показники. Це вимагає приведення їх до єдиної одиниці виміру.

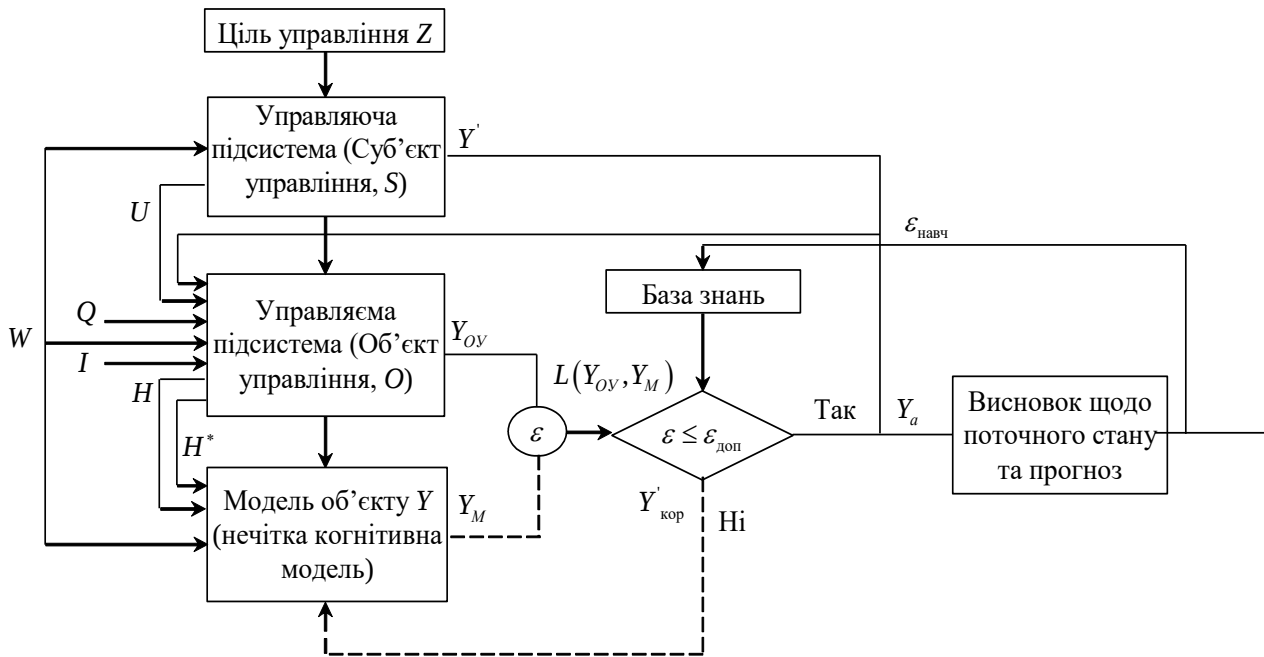


Рис. 1. Структурна схема системи аналізу та прогнозування стану об'єкту

Наведемо пояснення змінних які наведені на рис. 1:

W – зовнішня інформація;

Q – ресурси системи необхідні для аналізу та прогнозування стану об'єкту;

H – внутрішня інформація необхідна для побудови нечітких когнітивних моделей (НКМ);

H^* – виправлена помилка;

U – керуючий вплив (прийняття управлінських рішень, команди управління) (прямий зв'язок);

Y_{OY} – вихідна інформація (фактичні дані, параметри, показники), що характеризує стан об'єкта управління;

Y_M – вихідні параметри моделі (бажані, очікувані параметри);

ε – помилка (неузгодженість);

$\varepsilon_{\text{доп}}$ – фіксоване задане значення;

$L(Y_{OY}, Y_M)$ – перевірка відповідності даних, отриманих на основі моделі, реальному об'єкту, для опису якого вона будується;

Y' – інформація про стан об'єкта (зворотний зв'язок);

$Y'_{\text{кор}}$ – коригування моделі (додавання нових факторів і зв'язків між ними);

Y_a – адекватна модель об'єкта моніторингу, що відповідає його реальному стану;

$\varepsilon_{\text{навч}}$ – оновлення бази знань.

Під управляємою підсистемою (O) розглядаються об'єкти управління (на які спрямовані управлінські впливи. Під моделлю об'єкта розуміється розробка і дослідження нечіткої когнітивної моделі оцінки стану об'єкту з використанням методології нечіткого когнітивного моделювання стану об'єкту.

Управляюча підсистема виробляє управляючий вплив U на основі мети управління, а також інформації, що надійшла з зовнішнього середовища W .

Управляема підсистема отримує інформацію (Q, I, U), яка формує завдання по аналізу та прогнозуванню стану об'єкту.

На основі W, Q, I розробляються і досліджуються нечіткі когнітивні моделі з використанням методології нечіткого когнітивного моделювання процесу аналізу об'єктів, що дозволяють досліджувати і аналізувати можливі сценарії розвитку об'єктів. Під сценаріями розвитку системи розуміються сценарії розвитку ситуацій, пов'язані з характером дій об'єкту моніторингу.

Якщо отримані результати (розрахункові значення) Y_m не відповідають фактичними результатами, які характеризують стан Y_{ou} (умова $\varepsilon \leq \varepsilon_{\text{доп}}$ не виконується), то управляюча підсистема вносить коригування НКМ ($Y_{\text{кор}}$). Якщо умова $\varepsilon \leq \varepsilon_{\text{доп}}$ виконується, то НКМ є адекватної Y_a . В результаті отримання адекватної НКМ можна передбачати поведінку об'єкта.

Для перевірки адекватності моделі пропонується “історичний метод”, який полягає в тому, що побудовані НКМ застосовуються до подібних ситуацій, якщо подібні ситуації відбувалися в минулому і динаміка їх відома. В цьому випадку НКМ виявляється працездатною (отримані результати збігаються з реальним ходом подій), вона визнається правильною.

Управління здійснюється з застосуванням зворотного зв'язку Y' . Управляюча підсистема отримує інформацію від управляємої підсистеми Y' , а також від зовнішнього середовища W . Управляюча підсистема обробляє і зіставляє її з бажаними характеристиками об'єкта управління, а потім приймає

нове рішення, виробляє наступне керуючий вплив U на її основі. Керована підсистема також сприймає інформацію Y , обробляє і зіставляє її з бажаними характеристиками об'єкта управління і на її підставі виправляє помилку H^* .

Систему управління процесом аналізу та прогнозування стану об'єктів можна представити у вигляді кортежу

$$S_{\text{упр}} = \langle S, O, Y, Z, W, Q, Y_a, D \rangle, \quad (25)$$

де Z – мета управління;

$D = \langle I, H, U, Y_{\text{ОВ}}, Y_M, Y', H^*, Y'_{\text{кор}} \rangle$ – внутрішнє середовище системи управління $S_{\text{упр}}$; $Y = \langle W, H, H^*, Y_M \rangle$ – модель об'єкта, результатом Y_M якого є НКМ.

Запишемо вираз (25) для динамічної системи:

$$\forall t \in \{1, \dots, T, \dots\} S_t = \begin{cases} s_1^{(t)} F_1 \left(\varphi_{1,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_1^1)} \right), \varphi_{1,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_1^N)} \right) \right) \times l_1, \\ s_2^{(t)} F_2 \left(\varphi_{2,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_2^1)} \right), \varphi_{2,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_2^N)} \right) \right) \times l_2, \\ \dots \\ s_N^{(t)} F_N \left(\varphi_{N,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_N^1)} \right), \varphi_{N,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_N^N)} \right) \right) \times l_N, \end{cases} \quad (26)$$

де S – багатовимірний часовий ряд; $S_t = (s_1^{(t)}, s_2^{(t)}, \dots, s_N^{(t)})$ – часовий зріз стану об'єкту аналізу представлений у вигляді багатовимірного часового ряду на t -й момент часу; $s_j^{(t)}$ – значення j -го компонента багатовимірного часового ряду на t -й момент часу; L_j^i – максимальне значення часової затримки i -го компоненту відносно j -го; φ_{ij} – оператор для врахування взаємовпливу між i -им та j -им компонентом багатовимірного часового ряду; F_i – перетворення для отримання $s_i^{(t)}$, $i=1, \dots, N$; N – число компонентів багатовимірного часового ряду; l – оператор для врахування ступеню інформованості про стан об'єкту.

З виразу (26) можна зробити висновок, що вираз дозволяє описати процеси в об'єкті аналізу з урахуванням запізнень у часі. Затримки необхідні на збір, обробку та узагальнення інформації, а також враховує ступеню інформованості про стан об'єкту. Також зазначений вираз (26) дозволяє описати процеси, що мають як кількісні так і якісні одиниці виміру, а також процеси що протікають на рис. 1.

Метод оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень складається з наступної послідовності дій (рис. 2):

1. *Введення вихідних даних.* На даному етапі вводяться вихідні дані що наявні про об'єкт, що підлягає аналізу. Проводиться ініціалізація базової моделі стану об'єкту.

2. *Виявлення факторів та зв'язків між ними.*

У відомих роботах, наприклад [211, 216, 221] не розглядається етап обробки вихідних даних і початкова невизначеність типу інформації, що підлягає моделюванню. Автори для спрощення процесу моделювання, обмежуються тим, що значення факторів представлені безрозмірними величинами, що представлені значення в інтервалі $[0, 1]$ і значення зв'язків між ними, що перебувають в інтервалі $[-1, 1]$. Для рішення даної проблеми пропонується процедура обробки невизначених вихідних даних під час виявлення факторів та зв'язків між ними.

Дія 2.1. Введення вихідних даних (значень параметрів вершин НКМ, значення зв'язків між ними та апріорний тип невизначеності вихідних даних). Апріорні типи невизначеності вихідних даних можуть бути наступні – повна невизначеність, часткова невизначеність та повна інформованість. Значення параметрів вершин $x_{v_i}, i = \overline{1, h}$ (h – кількість факторів) можуть бути представлені в вигляді:

1) чисел, які відрізняються одиницями виміру та порядком величин, а також вербальних описів;

2) інтервалів, нечітких трикутних чисел, нечітких трапецієподібних чисел та багатограноподібних чисел).

Початкові значення параметрів вершин одночасно представляються в кожному з перерахованих видів, а початкові значення зв'язків між ними – одночасно тільки в одному з наведених видів.

Дія 2.2. Розглядається умова:

якщо значення параметрів вершин представлені інтервалами, нечіткими числами, тобто в вигляді інтервалів, нечітких трикутних чисел; нечітких трапецієподібних (багатограноподібних) чисел виконується, то переходимо до

дії 2.3. Якщо умова не виконується, то переходимо до дії 2.4.

Дія 2.3. Нормування значень параметрів вершин, представлених у вигляді інтервалів та нечітких чисел.

У результаті нормування значення параметрів вершин являють собою інтервали з нормованими значеннями параметрів вершин. Для того щоб одержати одне нормоване нечітке значення з інтервалу, рекомендується наступне:

- для нормованих інтервалів, нечітких трапецієподібних, нечітких багатограноподібних чисел обрати середнє арифметичне;
- для нормованих нечітких трикутних чисел обрати очікуване значення нормування.

Дія 2.4. Розглядається умова:

- якщо умова, що значення параметрів вершин представлені в вигляді вербальних описів, дотримується, то переходимо до дії 2.5;
- якщо умова не дотримується, то переходимо до дії 2.6.

Дія 2.5. Структуризація значень параметрів вершин. Після виконання зазначеної дії здійснюється перехід до дії 2.8.

Для параметрів вершин, значення яких представлені в вигляді вербальних описів, пропонується здійснювати структуризацію, де кожному вербальному опису параметра вершини ставиться в відповідність одне число з інтервалу $[0, 1]$. Для оцінки значення параметрів вершин введений вербальний опис “Рівень фактора” (табл. 4).

Таблиця 4

Оцінка значення параметра вершини для вербальної змінної “Рівень фактора”

Вербальний опис	Чисельне значення
Низький	$[0,1; 0,3]$
Нижче середнього	$[0,31; 0,5]$
Середній	$[0,51; 0,7]$
Вище за середнє	$[0,71; 0,9]$
Високий	$[0,91; 1]$

Нормування та структуризація значень параметрів вершин необхідна для

того, щоб чисельні значення параметрів вершин не відрізнялися одиницями виміру, порядком величин і належали інтервалу $[0, 1]$.

Дія 2.6. Розглядається умова:

- при умові, що значення параметрів вершин представлені в вигляді чисел (не відрізняються одиницями виміру та порядком величин), виконується, то переходимо до дії 2.8;

- якщо умова не дотримується, тобто значення параметрів вершин відрізняються одиницями виміру та порядком величин, то переходимо до дії 2.7.

Дія 2.7. Нормування значень параметрів вершин, представлених у вигляді чисел.

$$x_{v_i}^{\text{норм}} = \frac{x_{v_i \text{ пот}} - x_{v_i \text{ min}}}{x_{v_i \text{ max}} - x_{v_i \text{ min}}}, x_{v_i}^{\text{норм}} \in [0, 1], \quad (27)$$

де $x_{v_i \text{ пот}}$ поточне значення параметра вершини; $x_{v_i \text{ max}}, x_{v_i \text{ min}}$ – мінімальне та максимальне значення параметра вершини $v_i \in V, i = \overline{1, h}$.

Формула (3) для нормування значень параметрів вершин, які представлені в вигляді інтервалів, нечітких трикутних та нечітких трапецієподібних (багатограноподібних) чисел не підходить. Тому що інтервальні значення параметрів вершин x_{v_i} не повинні перетинатися, оскільки тільки в цьому випадку встановлюються відношення “більше” (максимум) або “менше” (мінімум). Для того щоб інтервали $a=(a_1, a_2)$ і $b=(b_1, b_2)$ були порівнянні в відношенні $a \geq b$, необхідне та достатнє виконання умови $a_1 \geq b_1, a_2 > b_2$.

Дія 2.8. Нормування значень зв'язків між вершинами, представлених у вигляді інтервалів, нечітких чисел.

Оцінка характеру та сили зв'язків між вершинами, представленими у вигляді інтервалів, нечітких трикутних та трапецієподібних (багатограноподібних) чисел по п'ятибальній шкалі, наведено в табл. 5.

Таблиця 5

Оцінка характеру та сили зв'язків між вершинами, представленими в вигляді інтервалів

Чисельне значення	Вербальний опис
Для інтервалів	
0	Відсутня
[0,1, 1] [-0,1, -1]	Дуже слабо підсилює Дуже слабо ослаблює
[1,1, 2] [-1,1, -2]	Слабо підсилює Слабо ослаблює
[2,1, 3] [-2,1, -3]	Помірно підсилює Помірно ослаблює
[3,1, 4] [-3,1, -4]	Сильно підсилює Сильно ослаблює
[4,1, 5] [-4,1, -5]	Дуже сильно підсилює Дуже сильно ослаблює
Для нечітких трикутних чисел	
0	Відсутня
[0,1, 0,5, 1] [-0,1, -0,5, -1]	Дуже слабо підсилює Дуже слабо ослаблює
[1,1, 1,5, 2] [-1,1, -1,5, -2]	Слабо підсилює Слабо ослаблює
[2,1, 2,5, 3] [-2,1, -2,5, -3]	Помірно підсилює Помірно ослаблює
[3,1, 3,5, 4] [-3,1, -3,5, -4]	Сильно підсилює Сильно ослаблює
[4,1, 4,5, 5] [-4,1, -4,5, -5]	Дуже сильно підсилює Дуже сильно ослаблює
Для нечітких трапецієподібних чисел	
0	Відсутня
[0,1, 0,3, 0,6, 1] [-0,1, -0,3, -0,6, -1]	Дуже слабо підсилює Дуже слабо ослаблює
[1,1, 1,3, 1,6, 2] [-1,1, -1,3, -1,6, -2]	Слабо підсилює Слабо ослаблює
[2,1, 2,3, 2,6, 3] [-2,1, -2,3, -2,6, -3]	Помірно підсилює Помірно ослаблює
[3,1, 3,3, 3,6, 4] [-3,1, -3,3, -3,6, -4]	Сильно підсилює Сильно ослаблює
[4,1, 4,3, 4,6, 5] [-4,1, -4,3, -4,6, -5]	Дуже сильно підсилює Дуже сильно ослаблює

Для нечітких багатограноподібних чисел	
0	Відсутня
$[0,1, w_{ijn}/N, 1]$ $[-0,1, w_{ijn}/N, -1]$	Дуже слабо підсилює Дуже слабо ослаблює
$[1,1, w_{ijn}/N, 2]$ $[-1,1, -w_{ijn}/N, -2]$	Слабо підсилює Слабо ослаблює
$[2,1, w_{ijn}/N, 3]$ $[-2,1, w_{ijn}/N, -3]$	Помірно підсилює Помірно ослаблює
$[3,1, w_{ijn}/N, 4]$ $[-3,1, w_{ijn}/N, -4]$	Сильно підсилює Сильно ослаблює
$[4,1, w_{ijn}/N, 5]$ $[-4,1, w_{ijn}/N, -5]$	Дуже сильно підсилює Дуже сильно ослаблює

У результаті нормування, значення зв'язків між вершинами представляють собою інтервали з нормованими значеннями зв'язків. Для того щоб одержати одне нормоване нечітке значення з інтервалу, рекомендується наступне:

1) для нормованих інтервалів $w_{ij}^{\text{норм}} = [w_{ij1}^{\text{норм}}, w_{ij2}^{\text{норм}}]$, нечітких трапецієподібних $w_{ij}^{\text{норм}} = [w_{ij1}^{\text{норм}}, w_{ij2}^{\text{норм}}, w_{ij3}^{\text{норм}}, w_{ij4}^{\text{норм}}]$ та нечітких багатограноподібних $w_{ij}^{\text{норм}} = [w_{ij1}^{\text{норм}}, \dots, w_{ijN}^{\text{норм}}]$ чисел обрати середнє арифметичне $w_{ij}^{\text{норм}} = \frac{w_{ijn}^{\text{норм}}}{N}$.

2) для нормованих нечітких трикутних чисел $w_{ij}^{\text{норм}} = [w_{ij1}^{\text{норм}}, w_{ij2}^{\text{норм}}, w_{ij3}^{\text{норм}}]$ вибрати очікуване нормоване значення $w_{ij1}^{*\text{норм}} = w_{ij2}^{\text{норм}}$, де $w_{ij}^{\text{норм}}$ – нормовані інтервальні значення зв'язків між вершинами v_i та v_j $w_{ij}^{\text{норм}} \in [-1,1]$; $w^{*\text{max}}$.

Дія 2.9 Структуризація значень зв'язків між вершинами.

Для встановлення причинно-наслідкових зв'язків визначена шкала для оцінки характеру зв'язків і сили зв'язків між вершинами (табл. 5).

Структуризація полягає в наступному: кожному значенню зв'язків, представлено у вигляді вербального опису, ставиться в відповідність одне число з інтервалу $[-1, 1]$.

Таблиця 5

Оцінка характеру та сили зв'язків між вершинами, представленими в вигляді вербальних описів

Вербальний опис	Чисельне значення
Відсутня	0
Дуже слабо підсилює	[0,1, 0,3]
Дуже слабко ослаблює	[-0,1,-0,3]
Слабо підсилює	[0,31, 0,5]
Слабо ослаблює	[-0,31, -0,5]
Помірно підсилює	[0,51, 0,7]
Помірно ослаблює	[-0,51, -0,7]
Сильно підсилює	[0,91, 1]
Сильно ослаблює	[-0,91, -1]

Нормування та структуризація значень зв'язків між вершинами необхідна для того, щоб усі значення зв'язків належали інтервалу $[-1,1]$.

4. Побудова НКМ.

Формування структури (попереднє структурне налаштування).

НКМ полягає в завданні структурних взаємозв'язків (у вигляді відображаються часових лагів) між концептами НКМ, зважених нечіткими значеннями $w_{ij}^{(t-l_i^j)}$ їх впливу один на одного. В зазначеній роботі в якості НКМ FS_i , що реалізують нечіткі темпоральні перетворення F_i , пропонуються модифіковані моделі ANFIS-типу (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System). НКМ забезпечують формування, зберігання і виведення прогнозованих нечітких значень відповідних компонентів багатовимірною часового ряду з необхідними для НКМ часовими затримками.

Вхідні темпоральні нечіткі змінні моделі FS_i концепту C_i пов'язані з вихідними темпоральними нечіткими змінними тих концептів, які надають на концепт C_i безпосередній вплив. При цьому вхідні темпоральні нечіткі змінні C_i попередньо “зважуються” відповідними нечіткими ступенями впливу $w_{ij}^{(t-l_i^j)}$, на підставі чого здійснюється наступне перетворення:

$$\tilde{s}_j^{(t-l_i^j)} = \left(w_{ij}^{(t-l_i^j)} \cdot s_j^{(t-l_i^j)} \right), l_i^j = 0, \dots, L_i^j, \quad (28)$$

де T – операція Т-норми.

Вихідні ж темпоральні нечіткі змінні моделі FS_i концепту C_i призначені для формування, зберігання і виведення прогнозованих значень i -го компонента багатовимірного часового ряду, відповідних часовим лагам. Для побудови нечітких компонентних темпоральних моделей FS_i можуть бути використані як апріорні відомості про компоненти багатовимірного часового ряду, що є в базі знань, так і дані, отримані в результаті оцінювання або вимірювань.

У першому випадку мається на увазі, що завдання забезпечення повноти і несуперечливості бази нечітких правил моделі FS_i вирішена заздалегідь.

Якщо ж відомі тільки експериментальні дані, то стоїть завдання ідентифікації моделі. На практиці, найчастіше має місце змішаний випадок, коли початкова база правил моделі будується, виходячи з евристичних припущень, а її параметричну настроювання (навчання) виконується на основі навчальної вибірки.

Вхідними темпоральними нечіткими змінними моделі FS_i є $S'_1 = \{\tilde{s}_3^{(t-1)}, \tilde{s}_3^{(t-3)}, \tilde{s}_4^{(t-3)}, \tilde{s}_5^{(t-3)}, \tilde{s}_1^{(t-3)}\}$ а її вихідними нечіткими темпоральними нечіткими змінними – $S'_1 = \{\tilde{s}_1^{(t)}, \tilde{s}_1^{(t-1)}, \tilde{s}_1^{(t-2)}\}$.

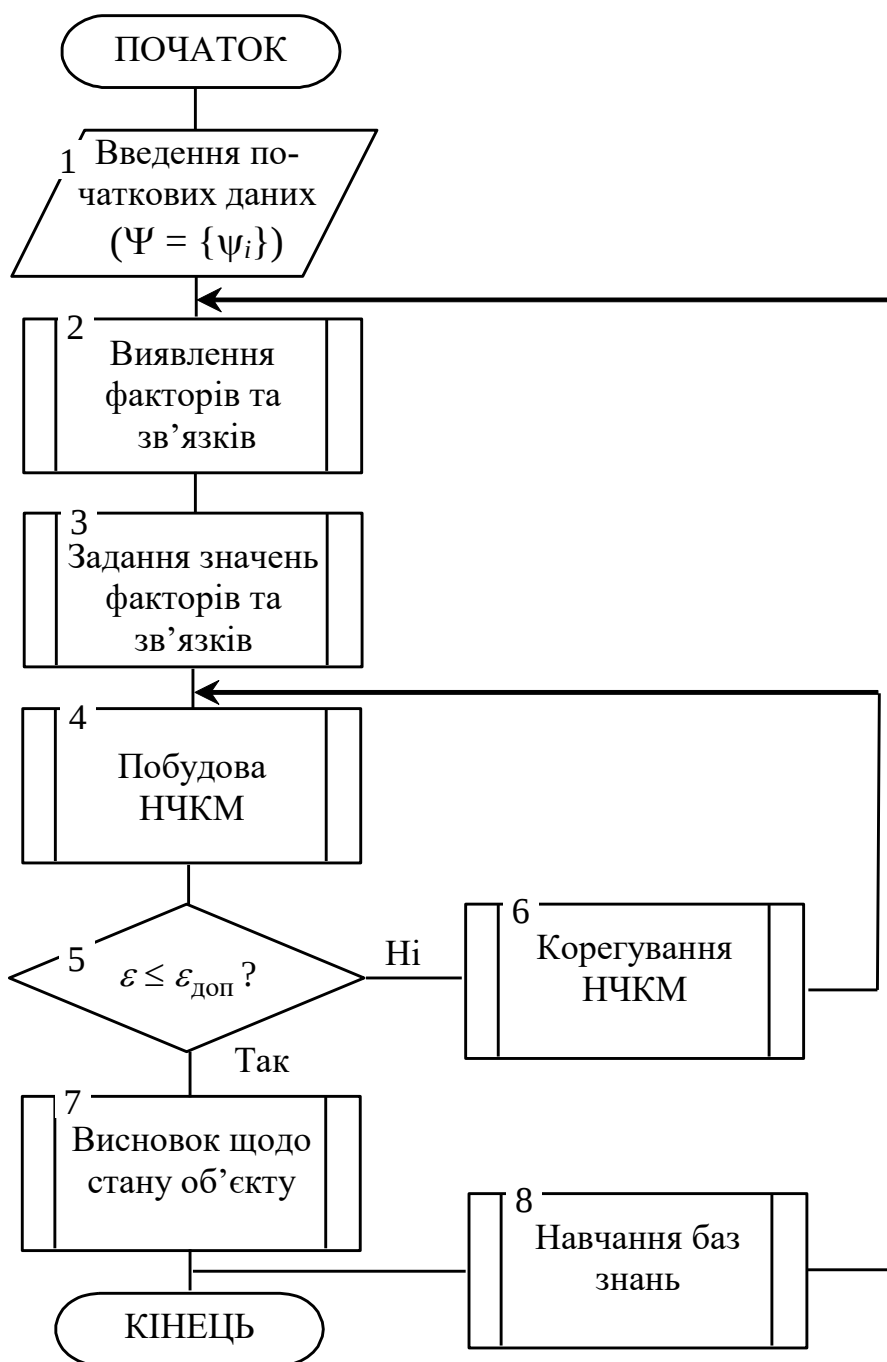


Рис. 2. Алгоритм реалізації методу аналізу та прогнозування стану об'єкту

При побудові моделі спочатку визначаються міри істинності для поточних значень вхідних змінних щодо відповідності цих нечітких висловлювань передумов всіх правил моделі. Після чого відбувається агрегування на основі операції Т-норми ступенів істинності передумов правил

$$\alpha_p = \min \mu_{\tilde{L}} \left(\tilde{s}_1^{(t-1)} \right), \mu_{\tilde{L}} \left(\tilde{s}_3^{(t-3)} \right), \mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{s}_4^{(t-3)} \right), \mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{s}_5^{(t-3)} \right), \mu_{\tilde{H}} \left(\tilde{s}_1^{(t-3)} \right). \quad (29)$$

Далі активізують укладення відповідних правил відповідно до ступенями істинності їх передумов на основі операції імплікації (тут, імплікації Мамдані - операції min-активації)

$$\mu_{\tilde{M}}(\tilde{s}_1^{(t)}) = \min(\alpha_p, \tilde{M}). \quad (30)$$

Після чого здійснюється операція max-диз'юнкції, акумулюючи активізовані укладення всіх правил моделі:

$$\tilde{s}_1^{(t)} = \max(\mu_{\tilde{M}}(\tilde{s}_1^{(t)}), \dots, \mu_{\tilde{M}}(\tilde{s}_1^{(t)}), \dots, \mu_{\tilde{H}}(\tilde{s}_1^{(t)})). \quad (31)$$

Далі відбувається нормалізація, зберігання і виведення нечітких значень вихідних змінних моделі з необхідними для НКМ часовими затримками

$$\tilde{s}_{1(norm)}^{(t)} = Z^0(\tilde{s}_1^{(t-1)}), \tilde{s}_{1(norm)}^{(t-2)} = Z^{-1}(\tilde{s}_1^{(t-1)}). \quad (32)$$

5. Навчання штучних нейронних мереж(ШНМ).

В зазначеній процедурі відбувається навчання ШНМ за допомогою розробленого авторами в роботі [210] методу навчання ШНМ, що еволюціонують. Зазначений метод відрізняється від відомих тим, що дозволяє проводити навчання не тільки синаптичних ваг, але й параметрів функції належності разом з архітектурою ШНМ. Також на даному етапі відбувається узгодження всіх нечітких компонентних темпоральних моделей НКМ. Узгодження всіх нечітких компонентних темпоральних моделей $FS_i, i=1, \dots, N$ НКМ здійснюється після їх “персоніфікованої” параметричного налаштування. Узгодження полягає в такій зміні модальних значень і ступенів розмитості нечітких ступенів впливу $\left\{w_{ij}^{(t-l^j)} \middle| l_i^j = 0, \dots, L_i^j\right\}$ між концептами НКМ, що забезпечує максимальне підвищення точності прогнозування кожного з компонентами багатовимірною часового ряду без погіршення. Процедурі узгодження нечітких компонентних темпоральних моделей НКМ передують формування додаткової “узгоджуючої” навчальної вибірки, що складається з ретроспективних даних одночасно для всіх компонентів багатовимірною часового ряду. Процедура узгодження всіх нечітких компонентних темпоральних моделей НКМ вважається успішно завершеною, якщо для кожної з цих моделей підсумкова

похибка не перевищує деякого встановленого порога. Для добре узгоджених компонентів багатовимірного часового ряду, або для цих моделей буде виконуватися принцип Еджворта-Парето.

6. Прогнозування стану об'єкту аналізу.

Багатовимірний аналіз і прогнозування стану складної системи/процесу виконується на основі структурно і параметрично налаштованої НКМ і може здійснюватися в наступних режимах:

- по-перше, безпосереднє багатовимірне прогнозування стану складної системи/процесу для t -го моменту часу, тобто розрахунок значень вихідних змінних моделей $FS_i, i=1, \dots, N$ по заданим кожен раз відповідним сукупностями значень вхідних змінних цих моделей;

- по-друге, саморозвиток і прогнозна оцінка зміни стану складної системи/процесу, при якому моделювання динаміки зміни стану проводиться з деякої ситуації, заданої початковими значеннями всіх концептів НКМ, при відсутності зовнішніх впливів на неї;

- по-третє, розвиток і прогнозна оцінка зміни стану складної системи/процесу, при якому моделювання динаміки зміни стану проводиться в деякій ситуації. Ситуація задана початковими знаннями всіх концептів НКМ, при зовнішньому впливі на значення концептів і/або на відносини впливу між концептами НКМ.

Запропонований метод оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. Для оцінки ефективності розробленого методу оцінювання та прогнозування виконано її порівняльну оцінку з найбільш популярними програмними продуктами:

- ARIS Business Performance Edition (IDS Scheer AG, Німеччина);
- IBM WebSphere Business Modeler (IBM, США);
- System21 Aurora (Campbell Lee Computer Services Limited, Великобританія);
- SAP Strategic Enterprise Management (SAP, Німеччина);
- Hyperion Performance Scorecard (Oracle, США);

– CA ERWin Process Modeler (CA, США).

Проведено моделювання роботи методу обробки пошуку рішень відповідно до алгоритму на рис. 2 та виразів (25)–(32). Проведено моделювання роботи запропонованого методу оцінки та прогнозування в програмному середовищі MathCad 14 (США). В якості задачі, що вирішувалася при проведенні моделювання була оцінка елементів оперативної обстановки угруповання військ (сил) (табл. 6).

Таблиця 6

Матриця інцидентності когнітивної карти оцінювання обстановки

№	w ₁	w ₂	w ₃	w ₄	w ₅	w ₆	w ₇	w ₈	w ₉	w ₁₀	w ₁₁	w ₁₂
w ₁	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0
w ₂	0	0	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0
w ₃	0	1	0	0	1	0	0	-1	0	1	0	-1
w ₄	0	0	1	0	0	1	-1	0	0	1	1	0
w ₅	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0
w ₆	0	1	0	0	-1	0	1	1	-1	1	1	0
w ₇	1	-1	1	0	0	-1	0	1	0	1	0	0
w ₈	0	-1	1	1	1	-1	0	0	0	0	0	0
w ₉	1	0	1	1	-1	1	1	0	0	1	1	0
w ₁₀	1	-1	0	1	0	1	0	-1	0	0	0	0
w ₁₁	1	1	1	-1	0	1	0	0	0	1	1	1
w ₁₂	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0

Результати оцінки оперативної обстановки угруповання за вихідними даними наведені в табл. 7, в якій представлені нормовані результати оцінки.

Таблиця 7

Порівняння обчислювальної складності програмного забезпечення та розробленого методу для оцінювання оперативної обстановки

№ п/п	Назва програмного засобу	Кількість обчислень	Розроблений метод (за кількістю обчислень)
1	ARIS Business Performance Edition (IDS Scheer AG)	67000	58960
2	IBM WebSphere Business Modeler (IBM)	64500	58760
3	System21 Aurora (Campbell Lee Computer Services Limited)	57000	48450

Продовження таблиці 7

4	SAP Strategic Enterprise Management (SAP)	39830	35847
5	Hyperion Performance Scorecard (Oracle)	46200	40194
6	CA ERWin Process Modeler (CA)	43050	37023

З аналізу даних, що представлені в табл. 7, видно, що представлений метод має меншу кількість обчислень у порівнянні з відомими підходами з оцінки та прогнозування. Перевага зазначеного методу в порівнянні з відомими полягає в зменшенні обчислювальної складності, що в свою чергу підвищує оперативність прийняття рішень відносно стану оперативної обстановки угруповання військ (сил).

У табл. 8, 9 представлені порівняльні результати оцінки оперативності навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Таблиця 8

Порівняльні результати оцінки оперативності навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують

Система	Параметри алгоритму	ХВ (Індекс Ксі-Бені)	Час, сек
FCM (Fuzzy C-Means)	—	0.1903	2.69
EFCM	Dthr=0.24	0.1136	0.14
EFCM	Dthr=0.19	0.1548	0.19
Запропонована система (пакетний режим)	delta=0.1	0.0978	0.37
Запропонована система (online режим)	delta=0.1	0.1127	0.25

Перед навчанням ознаки спостережень були нормалізовані на інтервалі [208, 209].

Таблиця 9

Порівняльні результати кластеризації

Система	Параметри алгоритму	ХВ (Індекс Ксі-Бені)	Час, сек
FCM (Fuzzy C-Means)	Dthr=0.6	0.2963	0.81
EFCM	Dthr=0.6	0.2330	0.54
Запропонована система (пакетний режим)	delta=0.4	0.2078	0.45
Запропонована система (online режим)	delta=0.4	0.2200	0.30

Варто відзначити, що запропонована процедура навчання показала кращий за критерієм РС (partition coefficient, РС – коефіцієнт розбиття) результат в порівнянні з EFCM і кращий за часом роботи результат в порівнянні з FCM. Дослідження показало, що зазначена процедура навчання забезпечує в середньому на 10–18 % більшу високу ефективність навчання штучних нейронних мереж та не накопичує помилок в ході навчання (табл. 8, 9).

Зазначені результати видно з результатів в останніх строках табл. 8, 9, як різниця індексу Ксі-Бені. Разом з тим, як вже було зазначено, в ході роботи відомі методи накопичують помилки, саме тому в запропонованій методиці запропоновано використання штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Висновки

1. Визначено алгоритм реалізації методу управління потоками інформації в ІСППР з використанням популяційного алгоритму, завдяки додатковим та удосконаленим процедурам що дозволяє:

– початкова популяція АБВ та їх вихідне положення на площині пошуку визначається з врахуванням ступеню невизначеності вихідних даних про потоки інформації в ІСППР;

– враховується початкова швидкість кожного АБВ, чим досягається можливість визначати пріоритетність пошуку у відповідній площині пошуку;

– універсальність стратегій пошуку місць харчування АБВ, чим

дозволяється класифікувати сукупність умов та факторів, які впливають на процес управління потоками інформації в ІСППР;

- можливістю досліджувати простори рішення функцій, що описуються нетиповими функціями, за рахунок використання процедур вибору техніки ходи АБВ;

- проводити заміну непридатних для пошуку осіб за рахунок оновлення популяції АБВ;

- можливість одночасного пошуку рішення в різних напрямках;

- можливістю глибокого навчання баз знань АБВ;

- можливістю розрахунку необхідної кількості обчислювальних ресурсів, яких необхідно залучити у разі неможливості проведення розрахунків наявними обчислювальними ресурсами.

2. Проведений приклад використання запропонованого методу показав підвищення оперативності прийняття рішень досягається на рівня 15–18 % за рахунок використання додаткових процедур та забезпечення достовірності прийнятих рішень на рівні 0.9.

3. Визначено алгоритм реалізації методу оцінки оперативності обробки різнотипних даних в системах підтримки прийняття рішень, завдяки додатковим та удосконаленим процедурам що дозволяє:

- враховується тип невизначеності даних що циркулюють в системах підтримки прийняття рішень;

- реалізувати адаптивні стратегії пошуку площини пошуку рішень агентами популяції;

- врахувати наявні обчислювальні ресурси підсистеми обробки різнотипних даних систем підтримки прийняття рішень;

- здійснити зміну площі пошуку окремими агентами популяції;

- змінювати швидкість руху агентами популяції;

- врахувати пріоритетність пошуку агентами популяції;

- провести початкове виставлення особин популяції з урахуванням типу невизначеності;

- застосовувати як універсальний інструмент вирішення завдання аналізу оперативності обробки різнотипних даних систем підтримки прийняття рішень;
- перевірити адекватність отриманих результатів;
- уникнути проблеми локального екстремуму.

4. Проведене моделювання показало підвищення оперативності обробки даних на рівні 13–17 % за рахунок використання додаткових удосконалених процедур додавання корегувальних коефіцієнтів щодо невизначеності даних.

5. Запропонований метод оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень.

Новизна запропонованого методу полягає в наступному:

- використанням нового типу нечітких когнітивних темпоральних моделей, орієнтованих на багатовимірний аналіз і прогнозування стану об'єктів в умовах невизначеності;

- концепти НЧКМ, на відміну від відомих нечітких когнітивних моделей, пов'язані підмножинами нечітких ступенів впливу, упорядкованих в хронологічній послідовності з урахуванням часових лагів відповідних компонентів багатовимірного часового ряду;

- удосконаленою процедурою прогнозування стану об'єктів на основі нового типу НЧКМ, що забезпечує багатовимірний аналіз, врахування і опосередкований вплив компонентів багатовимірного часового ряду з їх різними часовими лагами один відносно одного. Також забезпечується прогнозна оцінку в умовах нестохастичної невизначеності, нелінійності взаємовпливу, часткової неузгодженості і суттєвою взаємозалежності компонентів багатовимірного часового ряду;

- удосконаленою процедурою навчання штучних нейронних мереж для інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, дозволяє підвищити оперативність обробки інформації та зменшення похибки за рахунок:

- навчання не тільки синаптичних ваг штучної нейронної мережі, але й виду та параметрів функції належності;

- навчання архітектури штучних нейронних мереж;

- можливості комбінації елементів штучної нейронної мережі;
- можливості навчання окремих елементів штучної нейронної мережі;
- обчислення даних за одну епоху без необхідності зберігання попередніх обчислень;
- не накопичення помилки навчання штучних нейронних мереж в результаті обробки інформації, що надходить на вхід штучних нейронних мереж.

Проведений приклад використання запропонованого методу на прикладі прогнозування часового ряду об'єкту розвідки. Зазначений приклад показав підвищення ефективності функціонування штучних нейронних мереж на рівні 15–25 % по оперативності обробки інформації за рахунок використання додаткових удосконалених процедур.